

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2417162

改进霜冰优化算法用于无人机三维路径规划^{*}

汪家伟 付盛伟 黄海松

(贵州大学现代制造技术教育部重点实验室 贵阳 550025)

摘 要: 霜冰优化算法(RIME)是一种受霜冰自然生长过程启发的智能优化算法,通过软霜冰策略实现全局搜索,硬霜冰策略实现局部开发,具有较强的寻优能力。然而,RIME 在应用中存在收敛速度较慢及易陷入局部最优的问题。为此,本文提出一种改进的霜冰优化算法(IRIME)。首先,在算法的初期引入动态质心引导策略,显著提升了收敛速度;其次,在迭代后期融入改进的差分变异算子,有效降低算法陷入局部最优的风险;此外,设计了一种新的质心边界调整策略,通过深度挖掘种群信息,实现精度和效率的协同优化。基于 CEC2017 基准测试集的实验表明,IRIME 在优化性能上优于 PPSO、AGWO、HPHHO、RIME 和 SRIME。进一步将 IRIME 应用于无人机三维路径规划问题,结果显示其在解的质量、收敛稳定性和求解效率方面具有显著优势,为复杂工程优化问题提供了一种高效的解决方案。

关键词: 霜冰优化算法;差分变异算子;数值优化;无人机三维路径规划。

中图分类号: TP242;TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.1040

Improved rime optimization algorithm for 3D path planning
of unmanned aerial vehicles

Wang Jiawei Fu Shengwei Huang Haisong

(Key Laboratory of Modern Manufacturing Technology, Ministry of Education, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: The rime optimization algorithm (RIME) is an intelligent optimization algorithm inspired by the natural growth process of rime. It demonstrates strong optimization capability by employing a soft rime strategy for global search and a hard rime strategy for local exploitation. However, RIME suffers from slow convergence and a tendency to fall into local optima during applications. To address these issues, this paper proposes an improved rime optimization algorithm (IRIME). First, a dynamic centroid guidance strategy is introduced in the early stages of the algorithm, significantly enhancing convergence speed. Second, an improved differential mutation operator is incorporated into the later iterations to effectively reduce the risk of the algorithm becoming trapped in local optima. Additionally, a novel centroid boundary adjustment strategy is designed to enable collaborative optimization of accuracy and efficiency by deeply exploiting population information. Experiments conducted using the CEC2017 benchmark set demonstrate that IRIME outperforms PPSO, AGWO, HPHHO, RIME, and SRIME in optimization performance. Furthermore, IRIME is applied to the three-dimensional path planning problem for UAVs. The results indicate that IRIME provides substantial improvements in solution quality, convergence stability, and computational efficiency, offering an effective solution for complex engineering optimization problems.

Keywords: RIME optimization algorithm; difference mutation operator; numerical optimization; 3D path planning of unmanned aerial vehicles

0 引 言

随着无人机(unmanned aerial vehicle,UAV)技术的快速发展,它已成为现代技术中的开创性工具,在军事、海洋

遥感、环境监测、灾害响应和后勤等领域提供了前所未有的机遇和挑战^[1]。在这些任务的追求中,UAV 的三维路径规划问题已成为一个突出的研究热点。传统的路径规划方法在三维环境中往往存在不足。元启发式算法作为一种模拟

收稿日期:2024-10-20

* 基金项目:国家自然科学基金(52165063)、贵州省科技计划资助项目(黔科合支撑[2022]一般 165,黔科合支撑[2023]一般 309,黔科合支撑[2023]一般 348,黔科合支撑[2024]一般 09,黔科合平台人才-CXTD[2023]007,黔科合平台人才-GCC[2022]006-1)、贵阳市科技计划资助项目(筑科合同[2023]13-11号)资助

自然界集体行为的启发式算法,在解决 UAV 的三维路径规划问题中显示出了巨大的前景^[2]。通过模拟自然行为,使搜索成员之间的高度合作成为可能。在三维 UAV 路径规划中引入元启发式算法,不仅提高了规划效率,而且保证了路径的安全性和稳定性,为 UAV 在三维空间中的运动提供了更高度度的可控性^[3]。

元启发式算法通常被归纳为 4 个类别^[4]:物理启发式算法、群体智能算法、进化算法以及人类行为启发式算法。近年来,智能优化算法在复杂工程优化和系统设计领域得到了广泛应用,这些算法通过模拟自然界现象或生物行为,有效解决了传统方法难以应对的非线性、多目标优化问题。杨赫然等^[5]利用改进松鼠搜索算法优化神经网络,用于数控机床进给系统的热误差预测,该方法显著提升了预测精度和机床的加工稳定性。黄文美等^[6]采用多目标遗传算法对高频磁致伸缩换能器进行了优化设计,有效平衡了工作效率与结构性能的多项关键指标。王宏健等^[7]改进蚁群算法,解决了无人水下航行器集群的任务规划问题,通过优化路径和任务分配,显著提高了系统协同效率。

与此同时,新型智能算法也得到了进一步发展。赵建萍等^[8]提出了一种融合混合策略的草原土拨鼠算法,用于复杂非线性优化问题的求解,在提高收敛速度和解的全局性方面表现优异。王晨等^[9]结合混合策略麻雀搜索算法,优化了 DC-DC 变换器的自抗扰稳压策略,提升了电路的动态响应速度和稳压精度。此外,姚成敏等^[10]创新性地地将蛱蝶优化算法应用于 Canny 边缘检测中,大幅提高了图像处理效率和边缘识别精度。这些研究展示了优化算法在解决复杂工程问题中的核心作用,并进一步拓宽了其在实际应用中的潜力。

虽然这些算法在启发源和定义上存在差异,它们共享一个核心特性^[11-12]:把搜索过分为探索和开发两个关键阶段。探索阶段致力于对搜索空间进行广泛的搜索,旨在识别所有可能的有前景区域。随后的开发阶段则专注于对这些在探索过程中识别出的有潜力区域进行深入挖掘,目的是找到最佳解。

UAV 三维路径规划属于 NP-Hard 问题,元启发式算法是寻找近似全局最优解的有效工具^[13]。这些算法在限定的时间内提供了令人满意的结果,这使它们非常适合复杂的问题解决。元启发式算法在处理复杂的大规模 UAV 三维路径规划问题上表现出明显的优势。许多研究人员已经使用这些算法来优化 UAV 路径规划,在解决这些复杂的挑战方面取得了相当大的成功^[14-16]。

霜冰优化算法(rime optimization algorithm, RIME),是 Su 等^[17]在 2023 年提出的一种基于物理的算法。通过模拟霜冰的软霜和硬霜生长过程,构建软霜搜索策略和硬霜穿透机制,实现了优化方法中的探索和开发行为。同时,算法中的贪婪选择机制得到改进,并在选择最优解阶段更新种群,增强 RIME 的开发能力。但是,霜冰优化算法有时

也存在收敛速度慢、容易停滞局部最优和处理实际问题不尽人意的缺点。因此,Zhong 等^[18]根据种群的适应度值将其分为优质层、边界层和劣质层提出了多搜索偏好的分层霜冰优化算法(hierarchical rime algorithm with multiple search preferences, HRIME-MSP);Batis 等^[19]基于混沌理论,自适应加权和高斯变异提出了自适应混沌高斯霜冰优化器(adaptive chaotic Gaussian rime optimizer, ACGRIME);Xie 等^[20]基于分段映射的精英反向学习种群选择、随机因子控制的精英池和正弦余弦函数的硬霜穿刺开采策略提出了精英霜冰优化算法(elite rime optimization algorithm, ELRIME)。综上所述,当前关于 RIME 的研究取得了一定的进展,但大多关注位置更新规则和变异策略,针对边界调整和种群质心引导的研究较少。此外,没有免费的午餐定理表明,没有任何一种优化算法适用于所有问题。因此根据问题的不同开发专门的算法对于实现最佳和有效的结果至关重要。

为了弥补现有算法的不足,在本文中,提出了一种改进的霜冰优化算法(improved rime optimization algorithm, IRIME)。首先,在软霜冰搜索更新阶段,引入动态质心引导的更新策略,加快前期收敛速度。其次,在软霜冰搜索迭代后期,提出了一种改进差分变异算子,降低了算法停滞局部最优的风险。最后,提出了一种新的质心边界调整策略,有效利用整个种群的信息,在保证精度的同时提高了收敛速度。利用广泛使用的 CEC2017 测试集验证了 IRIME 全局优化能力。此外,将 IRIME 应用在 UAV 三维路径规划,进一步验证了其求解现实问题的有效性和鲁棒性。

1 霜冰优化算法

1.1 RIME 的灵感来源

霜冰是空气中水汽在低温下冻结形成的,受温度、风速、湿度等因素影响。某些地区因特殊气候和地形,会形成独特的霜冰冰景。霜冰的种类主要由风速决定,分为软、硬两种。微风生成软霜冰,生长缓慢且随机;大风形成硬霜冰,生长迅速且方向一致。

1.2 RIME 的数学模型

1) 种群初始化

霜冰初始化种群如式(1)所示。

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1j} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i1} & x_{i2} & \cdots & x_{ij} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{R}$ 代表霜冰的种群矩阵, x_{ij} 表示霜冰粒子的位置。

2) 软霜冰搜索策略(探索)

微风环境下,软霜冰生长随机且覆盖广泛,但同一方向生长缓慢。受此启发,利用霜冰的随机覆盖性,提出软霜冰搜索策略,使算法初期快速覆盖搜索空间,避免局部最优。其数学模型表示如式(2)所示。

$$R_{ij}^{new} = R_{bestj} + r_1 \times \cos\left(\frac{t \times \pi}{10 \times T}\right) \times \left(1 - \text{round}\left(\frac{5 \times t}{T}\right) \div 5\right) \times$$

$$(h \times (Ub_{ij} - Lb_{ij}) + Lb_{ij}), r_2 < E \quad (2)$$

式中: R_{ij}^{new} 是经过软霜冰搜索策略更新后的霜冰粒子位置, R_{bestj} 代表种群中最佳个体的第 j 个霜冰粒子, r_1 表示 $-1 \sim 1$ 的随机数, r_2 是 $0 \sim 1$ 之间的随机数, round 代表四舍五入取整数, h 表示软霜冰之间的粘附度, 是 $(0, 1)$ 范围内的随机数, Ub_{ij} 和 Lb_{ij} 分别表示搜索空间的上界和下界, t 表示当前迭代次数, T 是最大迭代次数, 附着系数 E 影响搜索个体的凝结概率, 随迭代次数增加而增大, 如式(3)所示。

$$E = \sqrt{\left(\frac{t}{T}\right)} \quad (3)$$

3) 硬霜冰穿刺机制(开发)

强风下, 硬霜冰生长更有规律。其特点为: (1) 大风使硬霜冰统一方向迅速增长; (2) 同向生长的霜冰易交叉, 即霜冰刺穿; (3) 硬霜冰随生长而增大, 生长条件好时, 穿透概率高。因此, 受穿刺现象启发, 提出硬霜冰穿刺机制, 用于算法更新, 提高算法收敛性和跳出局部最优的能力, 该过程表达式如下:

$$R_{ij}^{new} = R_{bestj}, r_3 < F_{normr} \quad (4)$$

式中: R_{ij}^{new} 表示经过硬霜冰穿刺机制更新后的霜冰粒子位置, r_3 代表 $0 \sim 1$ 的随机数, F_{normr} 代表当前个体适应度值的归一化值。

4) 正贪婪选择机制

元启发式算法常用贪婪机制更新全局最优解和个体位置。即比较更新后的个体性能与全局最优, 若更佳则更新全局最优, 简单快速, 但无法提升个体搜索能力, 仅记录最佳结果。为提高效率, 提出正贪婪机制, 比较个体更新前后的性能, 若更新后更优则替换旧个体。此做法促使优秀个体更频繁出现, 提升解质量。由于种群中个体位置会发生变化, 可能会出现比更新前的种群更差的智能体, 但整体上有助于种群迭代时向更优方向发展。数学模型如下:

$$F(R_i) = F(R_i^{new}), R_i = R_i^{new}, F(R_i^{new}) < F(R_i) \quad (5)$$

$$F(R_{best}) = F(R_{best}^{new}), R_{best} = R_{best}^{new}, F(R_{best}^{new}) < F(R_{best}) \quad (6)$$

式中: $F(R_i)$ 表示智能体更新前的适应度值, $F(R_i^{new})$ 是更新后的适应度值, $F(R_{best})$ 是全局最优适应度值, R_i 代表个体更新前的位置, R_i^{new} 为个体更新后的位置, R_{best} 表示个体全局最优位置。

综上所述, RIME 的流程图如图 1 所示。

2 改进 RIME(IRIME)

2.1 动态质心引导的更新策略

在霜冰优化算法软霜冰搜索阶段, 霜冰粒子通过领导者指引方向, 种群能够向着更好的方向进行探索。同时, 考虑到质心的动态变化, 个体在向领导者和质心移动时, 能够更全面地覆盖搜索空间, 避免陷入局部最优。领导者的存在使算法能够向当前认为最优的方向进展, 而动态质心则

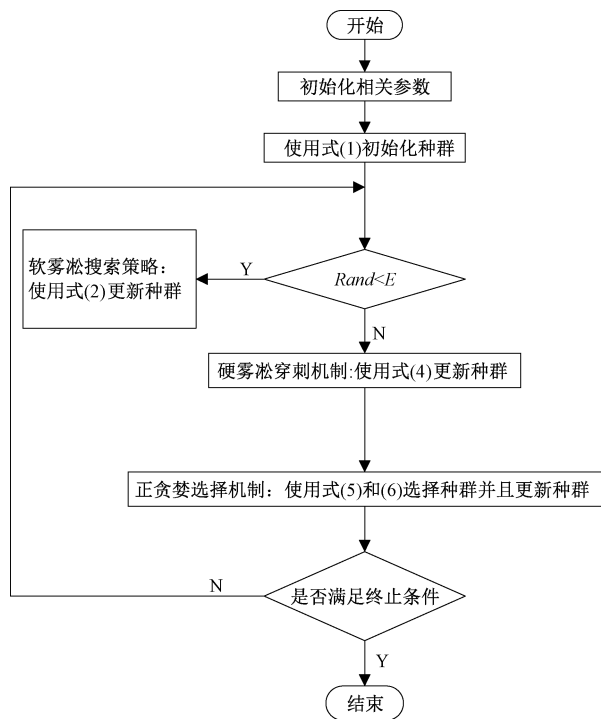


图 1 RIME 的流程图

Fig. 1 RIME's flow chart

提供了一个反映群体集中趋势的参考点, 有助于个体在探索过程中保持与群体的协同。这种结合使得算法在搜索初期能广泛探索解空间, 发现更多潜在优解, 而在迭代过程中逐渐集中于高潜力区域, 有效平衡了探索与开发的关系^[21]。其数学模型如下:

$$R_{ij}^{new} = 2 \times X_{mean} - R_{bestj} \quad (7)$$

式中: R_{ij}^{new} 是经过软霜冰搜索策略更新后的霜冰粒子位置, R_{bestj} 代表种群中最佳个体的第 j 个霜冰粒子, X_{mean} 代表随机选择 A 个搜索个体位置的均值, 如式(8)所示。

$$X_{mean} = \text{mean}(R_A) \quad (8)$$

式中: R_A 代表随机选择 A 个搜索个体位置。 A 为 $2 \sim N$ 的随机整数, N 表示种群数量。

2.2 改进差分变异算子

为了解决 RIME 在迭代后期种群多样性降低导致收敛精度不高的问题, 提出了一种改进的差分变异算子, 以增强算法的寻优能力和多样性。传统的差分变异算子通常依赖于固定的差分策略, 这在一定程度上限制了算法在不同寻优阶段的适应性。为此, 通过对差分变异算子进行改进, 结合布朗运动和莱维飞行两种随机游走策略, 这两者在全局搜索与局部搜索中具有不同的优势。具体来说, 布朗运动有助于在较小范围内进行细致搜索, 增强个体在局部区域内的探索能力; 而莱维飞行则通过较大步长的跳跃, 使得个体能够快速跳出局部最优, 探索新的解空间。结合这两种策略, 改进后的差分变异算子能够动态调整个体的搜索行为, 增强了种群在迭代后期的多样性, 进而提高了算法的全

局寻优能力。该过程的数学模型如下:

$$R_{ij}^{new} = R_{bestj} + CF \times (RB \times R_{ij} - RL \times R_{ij}) \quad (9)$$

式中: CF 代表收敛参数,由式(10)更新, RB 和 RL 分别代表布朗运动和莱维飞行,详细可参考文献[22]海洋捕食者算法。

$$CF = \left(1 - \left(\frac{t}{T}\right)\right)^{(2 \times \frac{t}{T})} \quad (10)$$

2.3 质心边界控制策略

传统的边界控制策略典型的思想是将智能体更新后的位置与上下边界进行比较,如果更新后的位置超出了边界,则替换当前位置为边界值^[23]。虽然能够避免个体存在超出边界的情况,但是对算法的搜索性能没有帮助。为此,提出一种质心边界控制机制参与种群更新,以提高全局探索效率。具体是通过限制个体的搜索边界并利用群体质心作为引导点,有效增强了优化算法的搜索聚焦度与效率。这一策略既避免了个体在无效区域的探索,减少了资源浪费,又确保了群体向高潜力区域的集中,促进了高质量解的发现。提升了算法对优化问题的适应性和鲁棒性,从而在提高解的质量和加速收敛速度方面发挥了关键作用。数学模型如下:

$$R_{ij}^{new} = (\text{mean}(R) + Ub_{ij}) \div 2 \quad (11)$$

$$R_{ij}^{new} = (\text{mean}(R) + Lb_{ij}) \div 2 \quad (12)$$

式中: $\text{mean}(R)$ 表示搜索代理位置的均值。

综上所述,IRIME 的流程图如图 2 所示。

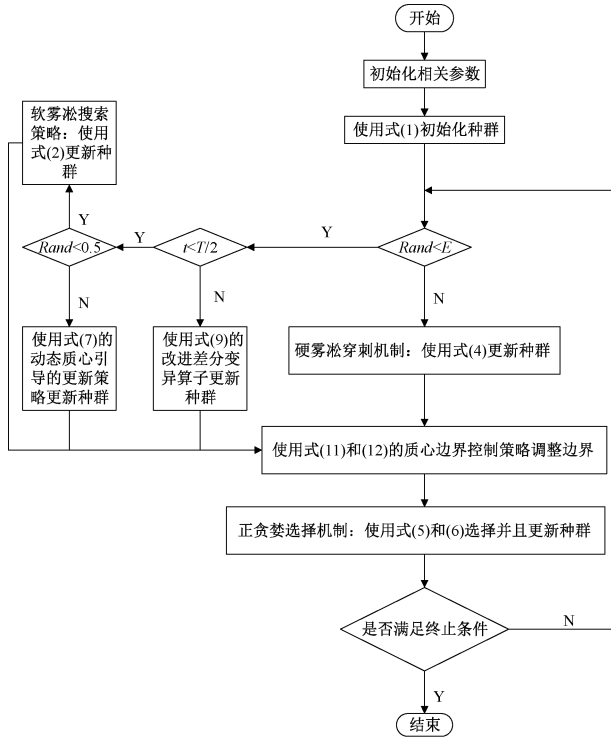


图2 IRIME 的流程图

Fig. 2 IRIME's flow chart

2.4 时间复杂度分析

算法的计算复杂度是衡量算法执行时间的关键指标^[24-25]。在本文中,运用大 O 复杂度表示法,对 RIME 和 IRIME 算法的时间复杂度进行分析。软霜冰搜索策略的复杂度为 $O(N^2)$, N 表示霜冰的种群数量,硬霜冰穿刺机制的复杂度是 $O(N^2)$,正贪心选择机制的复杂度为 $O(N)$,计算适应度值的复杂度是 $O(N \times \log(N))$ 。所以总的时间复杂度是 $O((N + \log(N)) \times N)$,因为 IRIME 中并没有引入新的循环,所以 $O(\text{IRIME}) = O(\text{RIME}) = O((N + \log(N)) \times N)$ 。

3 数值实验

本节中,对 IRIME 算法在 CEC 2017 上的性能进行了全面评估,并与 5 种先进算法进行了比较。同时,采用秩和检验和弗里德曼检验两种非参数检验方法,深入剖析了各算法间的性能差异。实验设备为 Intel Core i5-12500 H、2.5 GHz CPU 和 16 GB RAM 的笔记本,运行环境为 MATLAB 2023a。

3.1 基准测试函数

基准测试函数是评估算法性能的关键工具,提供了一个统一的平台来测试和比较不同的优化算法。在这项工作中,本文使用 CEC2017 测试套件对新提出的 IRIME 算法进行了性能评估,测试维度为 30。该套件有单模态、多模态、混合和复合 4 种类型的函数,能有效检验算法的全局优化能力。关于 CEC2017 的具体细节如表 1 所示。

3.2 竞争者算法参数设置

将 IRIME 与其他 5 种智能优化算法进行比较,包括相量粒子群优化算法 (phasor particle swarm optimization, PPSO)^[26],自适应灰狼优化算法 (adaptive grey wolf optimization algorithm, AGWO)^[27],混合并行 Harris 鹰优化算法 (hybrid parallel Harris hawks optimization, HPHHO)^[28],RIME 和增强霜冰优化算法 (strengthened rime, SRIME)^[29]。其中 PPSO 是在数学相量理论的启发下,用相角对粒子控制参数进行建模提出的先进粒子群变体;AGWO 是赋予灰狼天鹰飞行能力提出的先进灰狼优化器变体;HPHHO 是基于对抗学习、平滑技术和并行优化机制的先进 Harris 鹰变体;SRIME 则是最近基于拉丁超立方采样、改进硬时间搜索策略和距离选择机制提出的先进霜冰优化算法变体。值得注意的是,这些技术是先进的优化算法,并且 SRIME 和本研究提出的 IRIME 都改进了硬时间搜索策略,但是所用的方法是不一样的。

如表 2 所示,其中给出了这些优化算法参数设置。将最大迭代次数和种群大小分别设置为 500 和 30,并分别对每个算法独立运行 30 次。然后分别计算了平均值和标准差并保存结果,平均值的大小反映了算法收敛速度的快慢,而标准差的大小则反映了算法鲁棒性的优劣。以粗体突出显示最佳结果。

表 1 详细回顾 CEC2017 测试套件
Table 1 Review CEC2017 test suite in detail

函数类型	索引	函数名	搜索范围	维度	最优解
单模态	CEC2017-F1	Shifted and Rotated Bent Cigar Function	$[-100, 100]$	30	100
	CEC2017-F2	Shifted and Rotated Sum of Different Power Function	$[-100, 100]$	30	200
	CEC2017-F3	Shifted and Rotated Zakharov Function	$[-100, 100]$	30	300
多模态	CEC2017-F4	Shifted and Rotated Rosenbrock's Function	$[-100, 100]$	30	400
	CEC2017-F5	Shifted and Rotated Rastrigin's Function	$[-100, 100]$	30	500
	CEC2017-F6	Shifted and Rotated Expanded Scaffer's F6 Function	$[-100, 100]$	30	600
	CEC2017-F7	Shifted and Rotated Lunacek Bi_Rastrigin Function	$[-100, 100]$	30	700
	CEC2017-F8	Shifted and Rotated Non-Continuous Rastrigin's Function	$[-100, 100]$	30	800
	CEC2017-F9	Shifted and Rotated Levy Function	$[-100, 100]$	30	900
	CEC2017-F10	Shifted and Rotated Schwefel's Function	$[-100, 100]$	30	1 000
混合	CEC2017-F11	Hybrid Function 1 ($N=3$)	$[-100, 100]$	30	1 100
	CEC2017-F12	Hybrid Function 2 ($N=3$)	$[-100, 100]$	30	1 200
	CEC2017-F13	Hybrid Function 3 ($N=3$)	$[-100, 100]$	30	1 300
	CEC2017-F14	Hybrid Function 4 ($N=4$)	$[-100, 100]$	30	1 400
	CEC2017-F15	Hybrid Function 5 ($N=4$)	$[-100, 100]$	30	1 500
	CEC2017-F16	Hybrid Function 6 ($N=4$)	$[-100, 100]$	30	1 600
	CEC2017-F17	Hybrid Function 6 ($N=5$)	$[-100, 100]$	30	1 700
	CEC2017-F18	Hybrid Function 6 ($N=5$)	$[-100, 100]$	30	1 800
	CEC2017-F19	Hybrid Function 6 ($N=5$)	$[-100, 100]$	30	1 900
	CEC2017-F20	Hybrid Function 6 ($N=6$)	$[-100, 100]$	30	2 000
复合	CEC2017-F21	Composition Function 1 ($N=3$)	$[-100, 100]$	30	2 100
	CEC2017-F22	Composition Function 2 ($N=3$)	$[-100, 100]$	30	2 200
	CEC2017-F23	Composition Function 3 ($N=4$)	$[-100, 100]$	30	2 300
	CEC2017-F24	Composition Function 4 ($N=4$)	$[-100, 100]$	30	2 400
	CEC2017-F25	Composition Function 5 ($N=5$)	$[-100, 100]$	30	2 500
	CEC2017-F26	Composition Function 6 ($N=5$)	$[-100, 100]$	30	2 600
	CEC2017-F27	Composition Function 7 ($N=6$)	$[-100, 100]$	30	2 700
	CEC2017-F28	Composition Function 8 ($N=6$)	$[-100, 100]$	30	2 800
	CEC2017-F29	Composition Function 9 ($N=3$)	$[-100, 100]$	30	2 900
	CEC2017-F30	Composition Function 10 ($N=3$)	$[-100, 100]$	30	3 000

表 2 竞争者算法详细参数设置

Table 2 Competitor algorithm detailed parameter settings

算法	参数	参数值
PPSO	θ	$[-1, 1]$
AGWO	a, r	$(0, 1), (0, 1)$
HPHHO	CR, w, F	$0.9, 4, 0.5$
RIME	w, r	$5, (0, 1)$
SRIME	w, r	$5, (0, 1)$
IRIME	w, r	$5, (0, 1)$

3.3 与其他先进算法比较

为了展示 IRIME 算法的竞争力,通过使用 CEC 2017 套件进行了性能测试。实验结果如表 3 所示。结果显示,

无论是均值还是标准差,IRIME 加粗的次数都是最多的,表明 IRIME 有更好的稳定性和鲁棒性。在表格的最后,利用非参数秩和检验对 IRIME 算法与其他算法进行差异性分析,当 p 值低于 0.05 时,表示 IRIME 与其他算法之间有显著差异。反之,则无显著性差异。数据显示,IRIME 与其他算法之间的存在显著性差异,表明 IRIME 算法是和其他算法不一样。同时,表 4 展示了弗里德曼均值和排名,均表示了 IRIME 获得了最好的排名。

如图 3 所示,其中展示了不同算法的收敛曲线,其他算法易陷入局部最优。相比之下,IRIME 的收敛曲线多呈连续下降趋势,显示出其在寻找最优解方面的强大潜力,整体上优于竞争算法。这些结果充分证明了 IRIME 算法在全局探索和局部开发方面的卓越性能,验证了其有效性和准确性。

表 3 不同竞争者算法在 CEC 2017 上的实验结果(Dim=30)

Table 3 Experimental results of different competitor algorithms at CEC 2017 (Dim=30)

索引	指标	PPSO	AGWO	HPHHO	RIME	SRIME	IRIME
CEC2017-F1	平均值	$3.348\ 8\times 10^7$	$1.364\ 5\times 10^{10}$	$2.520\ 2\times 10^9$	$3.734\ 6\times 10^6$	$4.175\ 6\times 10^6$	$3.646\ 4\times 10^5$
	标准差	$2.515\ 4\times 10^7$	$3.044\ 0\times 10^9$	$1.175\ 0\times 10^9$	$1.523\ 4\times 10^6$	$1.757\ 6\times 10^6$	$3.410\ 6\times 10^5$
CEC2017-F2	平均值	$7.212\ 6\times 10^{32}$	$8.737\ 9\times 10^{35}$	$1.000\ 0\times 10^{20}$	$2.501\ 2\times 10^{17}$	$3.756\ 1\times 10^{17}$	$1.204\ 0\times 10^{18}$
	标准差	$3.793\ 3\times 10^{33}$	$4.342\ 2\times 10^{36}$	0.000 0	$4.750\ 4\times 10^{17}$	$8.392\ 1\times 10^{17}$	$4.199\ 3\times 10^{18}$
CEC2017-F3	平均值	$3.100\ 7\times 10^4$	$7.251\ 7\times 10^4$	$4.883\ 5\times 10^4$	$5.140\ 6\times 10^4$	$5.127\ 4\times 10^4$	$6.494\ 0\times 10^4$
	标准差	$1.336\ 3\times 10^4$	$1.022\ 5\times 10^4$	$9.594\ 0\times 10^3$	$1.819\ 9\times 10^4$	$2.161\ 9\times 10^4$	$1.932\ 4\times 10^4$
CEC2017-F4	平均值	$5.460\ 1\times 10^2$	$1.997\ 4\times 10^3$	$7.191\ 4\times 10^2$	$5.303\ 6\times 10^2$	$5.333\ 5\times 10^2$	$5.097\ 0\times 10^2$
	标准差	$2.579\ 8\times 10^1$	$9.673\ 7\times 10^2$	$1.111\ 4\times 10^2$	$3.179\ 3\times 10^1$	$2.915\ 2\times 10^1$	$2.937\ 6\times 10^1$
CEC2017-F5	平均值	$7.390\ 0\times 10^2$	$7.882\ 6\times 10^2$	$7.712\ 7\times 10^2$	$6.129\ 3\times 10^2$	$6.767\ 4\times 10^2$	$5.634\ 2\times 10^2$
	标准差	$3.703\ 6\times 10^1$	$2.391\ 2\times 10^1$	$3.602\ 2\times 10^1$	$3.638\ 5\times 10^1$	$4.016\ 8\times 10^1$	$1.837\ 3\times 10^1$
CEC2017-F6	平均值	$6.615\ 1\times 10^2$	$6.641\ 4\times 10^2$	$6.625\ 9\times 10^2$	$6.133\ 6\times 10^2$	$6.436\ 5\times 10^2$	$6.017\ 6\times 10^2$
	标准差	$1.039\ 1\times 10^1$	8.872 0	6.593 3	6.425 4	$1.810\ 9\times 10^1$	2.130 6
CEC2017-F7	平均值	$1.204\ 0\times 10^3$	$1.135\ 1\times 10^3$	$1.264\ 5\times 10^3$	$8.667\ 4\times 10^2$	$9.675\ 5\times 10^2$	$7.966\ 2\times 10^2$
	标准差	$8.655\ 6\times 10^1$	$5.651\ 2\times 10^1$	$8.452\ 6\times 10^1$	$3.326\ 6\times 10^1$	$6.197\ 0\times 10^1$	$1.898\ 7\times 10^1$
CEC2017-F8	平均值	$9.891\ 0\times 10^2$	$1.018\ 6\times 10^3$	$1.013\ 5\times 10^3$	$9.218\ 5\times 10^2$	$9.692\ 8\times 10^2$	$8.650\ 7\times 10^2$
	标准差	$3.177\ 6\times 10^1$	$2.129\ 3\times 10^1$	$2.582\ 5\times 10^1$	$2.933\ 5\times 10^1$	$4.545\ 3\times 10^1$	$1.493\ 1\times 10^1$
CEC2017-F9	平均值	$5.925\ 3\times 10^3$	$6.664\ 0\times 10^3$	$6.639\ 1\times 10^3$	$2.687\ 0\times 10^3$	$5.019\ 1\times 10^3$	$1.138\ 4\times 10^3$
	标准差	$1.318\ 3\times 10^3$	$1.416\ 8\times 10^3$	$6.172\ 3\times 10^2$	$1.239\ 0\times 10^3$	$2.319\ 6\times 10^3$	$4.905\ 2\times 10^2$
CEC2017-F10	平均值	$5.861\ 2\times 10^3$	$7.336\ 6\times 10^3$	$6.164\ 0\times 10^3$	$4.826\ 5\times 10^3$	$5.141\ 1\times 10^3$	$4.433\ 0\times 10^3$
	标准差	$9.267\ 1\times 10^2$	$8.308\ 9\times 10^2$	$4.938\ 9\times 10^2$	$5.484\ 4\times 10^2$	$7.707\ 9\times 10^2$	$6.521\ 2\times 10^2$
CEC2017-F11	平均值	$1.327\ 8\times 10^3$	$4.584\ 0\times 10^3$	$1.625\ 5\times 10^3$	$1.342\ 7\times 10^3$	$1.359\ 4\times 10^3$	$1.228\ 8\times 10^3$
	标准差	$5.573\ 8\times 10^1$	$2.008\ 6\times 10^3$	$1.442\ 8\times 10^2$	$7.472\ 4\times 10^1$	$8.433\ 1\times 10^1$	$4.043\ 7\times 10^1$
CEC2017-F12	平均值	$2.057\ 3\times 10^7$	$8.513\ 7\times 10^8$	$1.552\ 6\times 10^8$	$2.033\ 8\times 10^7$	$1.693\ 8\times 10^7$	$3.544\ 0\times 10^6$
	标准差	$2.250\ 8\times 10^7$	$8.465\ 0\times 10^8$	$1.352\ 0\times 10^8$	$1.847\ 9\times 10^7$	$1.834\ 9\times 10^7$	$2.307\ 7\times 10^6$
CEC2017-F13	平均值	$2.294\ 1\times 10^5$	$2.634\ 0\times 10^8$	$4.126\ 2\times 10^6$	$2.132\ 7\times 10^5$	$1.879\ 5\times 10^5$	$2.737\ 8\times 10^4$
	标准差	$8.237\ 4\times 10^5$	$5.047\ 8\times 10^8$	$5.635\ 6\times 10^6$	$3.355\ 3\times 10^5$	$2.802\ 4\times 10^5$	$1.683\ 0\times 10^4$
CEC2017-F14	平均值	$4.502\ 9\times 10^4$	$8.474\ 9\times 10^5$	$7.667\ 5\times 10^5$	$9.428\ 3\times 10^4$	$6.540\ 4\times 10^4$	$2.217\ 7\times 10^5$
	标准差	$6.908\ 1\times 10^4$	$6.242\ 9\times 10^5$	$6.854\ 1\times 10^5$	$8.423\ 3\times 10^4$	$5.088\ 0\times 10^4$	$2.748\ 8\times 10^5$
CEC2017-F15	平均值	$1.189\ 2\times 10^4$	$6.965\ 3\times 10^6$	$7.836\ 0\times 10^4$	$2.149\ 9\times 10^4$	$2.093\ 1\times 10^4$	$1.204\ 0\times 10^4$
	标准差	$1.239\ 6\times 10^4$	$2.339\ 2\times 10^7$	$8.451\ 1\times 10^4$	$1.496\ 8\times 10^4$	$1.408\ 1\times 10^4$	$1.164\ 0\times 10^4$
CEC2017-F16	平均值	$3.035\ 2\times 10^3$	$3.312\ 7\times 10^3$	$3.351\ 9\times 10^3$	$2.714\ 7\times 10^3$	$2.989\ 0\times 10^3$	$2.575\ 1\times 10^3$
	标准差	$3.403\ 1\times 10^2$	$4.195\ 4\times 10^2$	$5.367\ 2\times 10^2$	$3.333\ 1\times 10^2$	$2.907\ 8\times 10^2$	$3.150\ 3\times 10^2$
CEC2017-F17	平均值	$2.620\ 3\times 10^3$	$2.395\ 5\times 10^3$	$2.303\ 3\times 10^3$	$2.189\ 3\times 10^3$	$2.311\ 1\times 10^3$	$2.097\ 6\times 10^3$
	标准差	$3.035\ 3\times 10^2$	$1.960\ 0\times 10^2$	$2.348\ 6\times 10^2$	$2.390\ 1\times 10^2$	$2.095\ 1\times 10^2$	$2.200\ 8\times 10^2$
CEC2017-F18	平均值	$2.837\ 7\times 10^5$	$7.075\ 1\times 10^6$	$2.102\ 0\times 10^6$	$1.863\ 4\times 10^6$	$1.423\ 4\times 10^6$	$1.348\ 7\times 10^6$
	标准差	$3.144\ 0\times 10^5$	$1.582\ 3\times 10^7$	$2.369\ 0\times 10^6$	$2.071\ 1\times 10^6$	$1.590\ 7\times 10^6$	$1.799\ 3\times 10^6$
CEC2017-F19	平均值	$3.159\ 3\times 10^4$	$1.292\ 3\times 10^7$	$1.726\ 7\times 10^6$	$1.945\ 4\times 10^4$	$1.823\ 6\times 10^4$	$1.230\ 1\times 10^4$
	标准差	$7.381\ 8\times 10^4$	$3.389\ 3\times 10^7$	$2.283\ 1\times 10^6$	$1.560\ 1\times 10^4$	$1.243\ 6\times 10^4$	$1.244\ 1\times 10^4$
CEC2017-F20	平均值	$2.721\ 3\times 10^3$	$2.649\ 2\times 10^3$	$2.669\ 0\times 10^3$	$2.564\ 4\times 10^3$	$2.691\ 1\times 10^3$	$2.443\ 7\times 10^3$
	标准差	$2.288\ 3\times 10^2$	$2.373\ 7\times 10^2$	$2.351\ 4\times 10^2$	$1.970\ 0\times 10^2$	$2.065\ 6\times 10^2$	$1.784\ 6\times 10^2$
CEC2017-F21	平均值	$2.543\ 2\times 10^3$	$2.555\ 1\times 10^3$	$2.565\ 1\times 10^3$	$2.420\ 2\times 10^3$	$2.462\ 4\times 10^3$	$2.373\ 6\times 10^3$

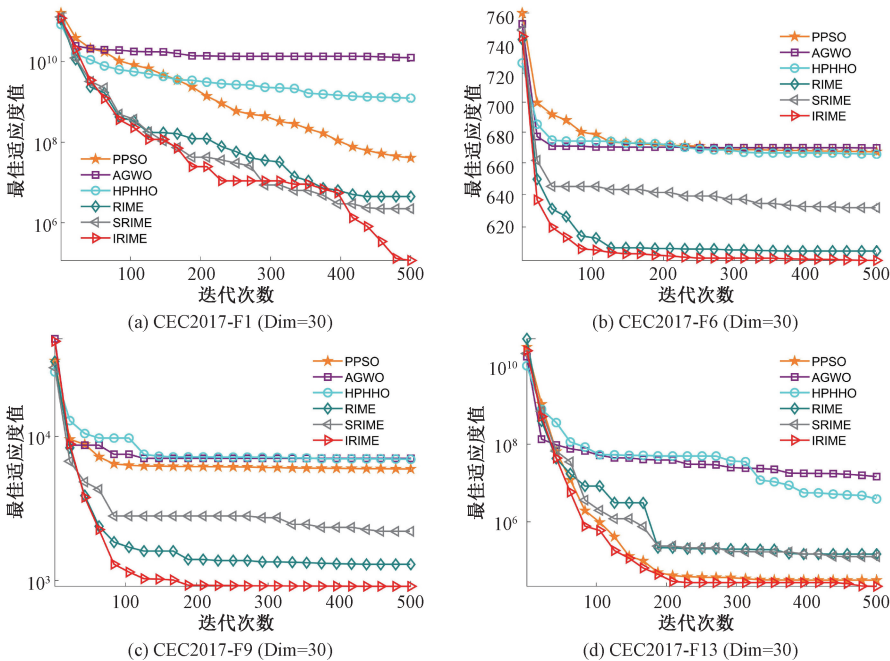
续表 3
Continuation table 3

索引	指标	PPSO	AGWO	HPHHO	RIME	SRIME	IRIME
CEC2017-F22	标准差	$5.712\ 0\times10^1$	$3.598\ 4\times10^1$	$5.268\ 0\times10^1$	$2.990\ 1\times10^1$	$4.086\ 5\times10^1$	$1.975\ 7\times10^1$
	平均值	$6.115\ 1\times10^3$	$5.139\ 8\times10^3$	$5.218\ 9\times10^3$	$4.333\ 3\times10^3$	$5.965\ 4\times10^3$	$4.623\ 9\times10^3$
CEC2017-F23	标准差	$2.299\ 4\times10^3$	$2.094\ 2\times10^3$	$2.454\ 0\times10^3$	$1.987\ 1\times10^3$	$1.781\ 8\times10^3$	$1.865\ 5\times10^3$
	平均值	$3.091\ 9\times10^3$	$3.075\ 8\times10^3$	$3.006\ 8\times10^3$	$2.787\ 6\times10^3$	$2.865\ 0\times10^3$	$2.734\ 8\times10^3$
CEC2017-F24	标准差	$1.123\ 4\times10^2$	$5.636\ 4\times10^1$	$8.690\ 1\times10^1$	$3.291\ 6\times10^1$	$7.715\ 1\times10^1$	$2.813\ 4\times10^1$
	平均值	$3.285\ 6\times10^3$	$3.267\ 8\times10^3$	$3.201\ 2\times10^3$	$2.952\ 8\times10^3$	$2.996\ 9\times10^3$	$2.889\ 4\times10^3$
CEC2017-F25	标准差	$1.194\ 0\times10^2$	$5.200\ 2\times10^1$	$8.010\ 4\times10^1$	$4.171\ 1\times10^1$	$6.173\ 7\times10^1$	$2.524\ 5\times10^1$
	平均值	$2.967\ 1\times10^3$	$3.245\ 7\times10^3$	$3.068\ 7\times10^3$	$2.924\ 4\times10^3$	$2.934\ 5\times10^3$	$2.900\ 8\times10^3$
CEC2017-F26	标准差	$2.274\ 4\times10^1$	$1.076\ 2\times10^2$	$3.942\ 5\times10^1$	$2.036\ 8\times10^1$	$3.671\ 9\times10^1$	$2.149\ 4\times10^1$
	平均值	$7.645\ 0\times10^3$	$7.288\ 5\times10^3$	$6.636\ 0\times10^3$	$5.129\ 1\times10^3$	$5.614\ 8\times10^3$	$4.403\ 0\times10^3$
CEC2017-F27	标准差	$1.520\ 8\times10^3$	$8.243\ 9\times10^2$	$1.609\ 4\times10^3$	$7.907\ 7\times10^2$	$7.952\ 4\times10^2$	$5.573\ 7\times10^2$
	平均值	$3.432\ 7\times10^3$	$3.504\ 6\times10^3$	$3.358\ 9\times10^3$	$3.242\ 7\times10^3$	$3.275\ 2\times10^3$	$3.231\ 7\times10^3$
CEC2017-F28	标准差	$1.730\ 7\times10^2$	$8.207\ 6\times10^1$	$8.910\ 9\times10^1$	$1.838\ 0\times10^1$	$3.641\ 3\times10^1$	$1.223\ 1\times10^1$
	平均值	$3.315\ 9\times10^3$	$3.987\ 8\times10^3$	$3.485\ 5\times10^3$	$3.281\ 7\times10^3$	$3.290\ 7\times10^3$	$3.254\ 5\times10^3$
CEC2017-F29	标准差	$2.744\ 0\times10^1$	$2.434\ 6\times10^2$	$1.486\ 0\times10^2$	$1.896\ 7\times10^1$	$3.795\ 0\times10^1$	$3.406\ 0\times10^1$
	平均值	$4.650\ 1\times10^3$	$4.801\ 2\times10^3$	$4.433\ 5\times10^3$	$4.056\ 3\times10^3$	$4.131\ 0\times10^3$	$3.830\ 0\times10^3$
CEC2017-F30	标准差	$4.413\ 4\times10^2$	$3.328\ 1\times10^2$	$2.490\ 0\times10^2$	$2.260\ 6\times10^2$	$2.377\ 5\times10^2$	$1.634\ 0\times10^2$
	平均值	$6.439\ 4\times10^5$	$2.909\ 5\times10^7$	$1.087\ 7\times10^7$	$7.775\ 8\times10^5$	$7.763\ 9\times10^5$	$1.377\ 7\times10^5$
	标准差	$8.325\ 0\times10^5$	$2.175\ 4\times10^7$	$9.853\ 0\times10^6$	$9.001\ 6\times10^5$	$5.454\ 4\times10^5$	$1.091\ 3\times10^5$

表 4 不同竞争者算法在 CEC 2017 上的性能比较

Table 4 Performance comparison of different competitor algorithms at CEC 2017

索引	PPSO	AGWO	HPHHO	RIME	SRIME	IRIME
秩和检验(+/=/-)	(28 0 2)	(29 0 1)	(29 0 1)	(24 0 6)	(27 0 3)	—
弗里德曼均值	3.83	5.53	4.73	2.47	3.03	1.40
弗里德曼排名	4	6	5	2	3	1



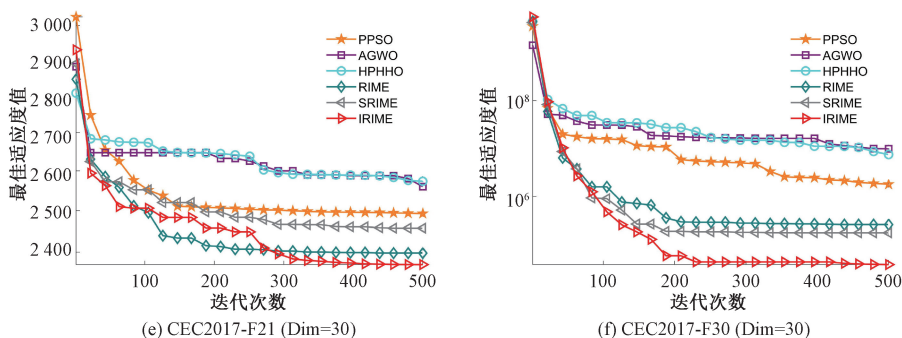


图 3 不同竞争者算法收敛曲线比较

Fig. 3 Comparison of convergence curves of different competitor algorithms

3.4 消融研究

在本节中,通过对 3 个策略,即动态质心引导的更新策略(IRIME1)、改进差分变异算子(IRIME2)和质心边界调整策略(IRIME3)的性能进行了仿真分析。实验结果如图 4 所示,对于多数函数,单一改进策略是效果是不理想

的,只有结合 3 种改进策略的 IRIME 算法在避免局部最优和收敛速度方面优于 RIME。值得一提的是,对于 F30,IRIME 是不如 IRIME1 的,但是其他情况都是优于其他策略和原始的 RIME。因此,开发 IRIME 是不可避免的。

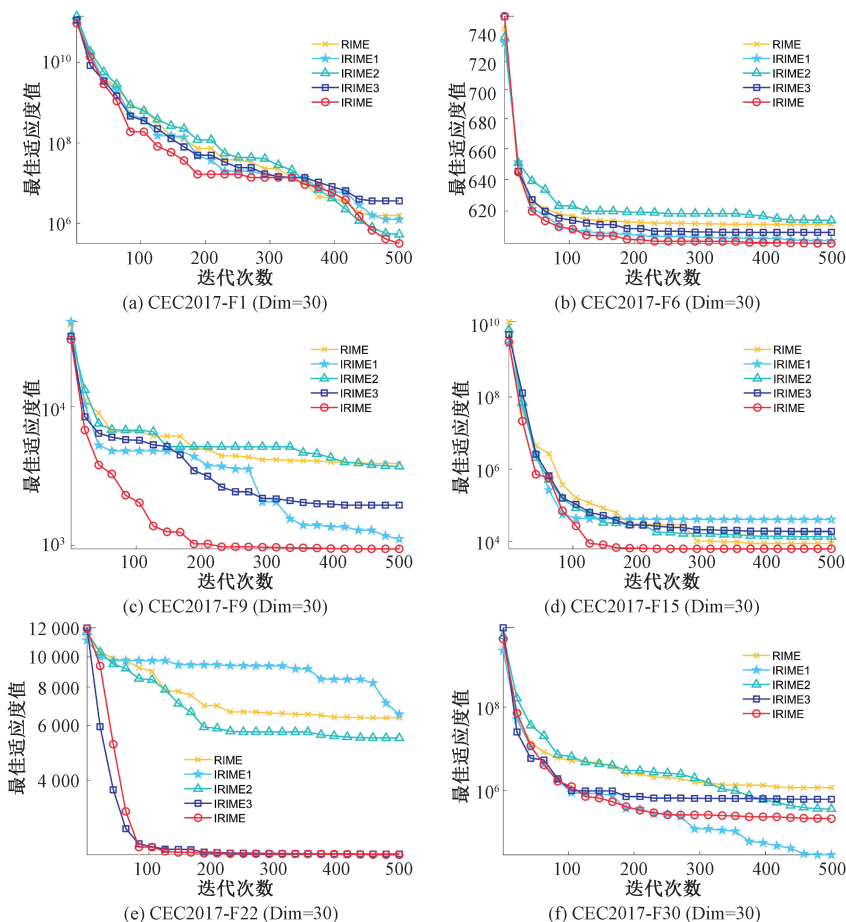


图 4 消融实验结果

Fig. 4 Ablation results

4 IRIME 算法在三维 UAV 路径规划中的应用

4.1 数学模型建立

1) 距离成本

在 UAV 路径规划中,与飞行距离相关的成本主要与 UAV 飞行期间的燃料消耗有关^[30]。假设 UAV 在其任务

期间达到并维持恒定的速度,燃料消耗与 UAV 航行的总距离成正比。数学表达式如下:

$$f_{range} = \frac{\epsilon}{Q_r} \sum_{i=1}^n L_i \tag{13}$$

式中: ϵ 是单位飞行距离的油耗, Q_r 表示 UAV 携带的燃油总量, L_i 代表第 i 段飞行长度。

2) 海拔成本

随着 UAV 飞行海拔的提升,其面临的低温影响概率也随之增加。为了有效控制这些风险,制定了最高($h_{\max}$)和最低($h_{\min}$)飞行海拔限制。在设定 UAV 的飞行海拔为 h_i 的情况下,相应的飞行海拔成本函数可以表示为:

$$f_{H_i} = \begin{cases} \frac{h_i - h_{\min}}{h_{\max} - h_{\min}}, & h_{\min} < h_i < h_{\max} \\ \infty, & \text{其他} \end{cases} \tag{14}$$

$$f_{\text{altitude}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_{h_i} \tag{15}$$

3) 风险成本

UAV 的飞行路线可能穿越包括崎岖地形、极端气候在内的多种风险区域。这些风险成本是基于 UAV 在飞行中与这些风险源的距离来评估的。如果把一个特定的飞行段 L_i 为成 m 个小段,并在其中靠近一个风险点 k ,那么就需要计算这个飞行段因靠近风险点 k 而产生的风险成本。飞行段 L_i 因靠近风险点 k 而产生的风险成本函数可以表述为:

$$f_{n_{i,k}} = \frac{1}{m} (P_k(d_{k,1}) + P_k(d_{k,2}) + \cdots + P_k(d_{k,m})) \tag{16}$$

式中: L_i 是航迹规划中的第 i 段 L_i , P_k 表示 UAV 被第 k 个威胁点摧毁的概率, $d_{k,m}$ 代表路段 L_i 中第 k 个威胁点到第 m 个子路段的距离。

UAV 路径规划产生的总威胁成本可表示为:

$$f_{risk} = \frac{1}{n} \frac{1}{k} \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^k f_{n_{i,k}} \tag{17}$$

4) UAV 路径规划总成本计算

UAV 路径规划涉及 3 个主要成本因素:飞行距离、飞行海拔和飞行风险。这些成本因素各自被赋予了权重系数($\omega_1 = 0.5$ 、 $\omega_2 = 0.3$ 和 $\omega_3 = 0.2$)。基于这些,UAV 航线规划的目标函数被转化成这些成本要素的加权总和。这个公式旨在平衡各种因素,以寻找最佳的飞行路线。UAV 路径规划的目标函数定义如下:

$$f = \omega_1 \times f_{range} + \omega_2 \times f_{\text{altitude}} + \omega_3 \times f_{risk} \tag{18}$$

4.2 仿真实验分析

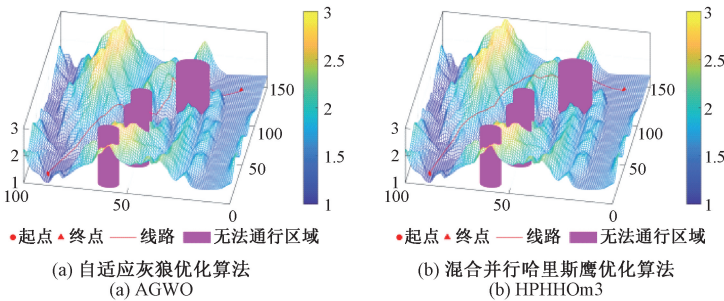
在本部分,应用 IRIME 算法来解决 UAV 路径规划问题。实验的参数和比较的算法与之前的相同,通过记录了最优成本、中间成本、最差成本、平均成本、标准差和弗里德曼排名,最佳结果以加粗形式标出。如表 5 所示,IRIME 算法在成本和稳定性方面均表现出色。如图 5 和 6 所示,分别展示了不同算法得出的最优三维和二维路径。收敛过程如图 7 所示,可以看出 IRIME 具有更快的收敛速度。

可以明显看出,IRIME 算法生成了更短的路径,这进一步验证了 IRIME 在解决实际问题中的有效性。

表 5 UAV 三维路径规划实验结果

Table 5 Results of UAV 3D path planning experiment

算法	最优成本	中间成本	最差成本	平均成本	标准差	德曼排名
PPSO	72.950 72	73.118 50	84.083 93	73.760 21	2.236 03	5
AGWO	73.349 67	75.909 97	84.127 11	76.867 89	2.980 92	6
HPHHO	72.958 44	73.037 18	73.357 98	73.076 56	0.109 80	2
RIME	73.009 81	73.201 45	73.715 14	73.280 65	0.216 39	4
SRIME	72.997 00	73.137 52	73.665 00	73.238 79	0.203 39	3
IRIME	72.924 05	72.984 23	73.472 32	73.068 00	0.171 08	1



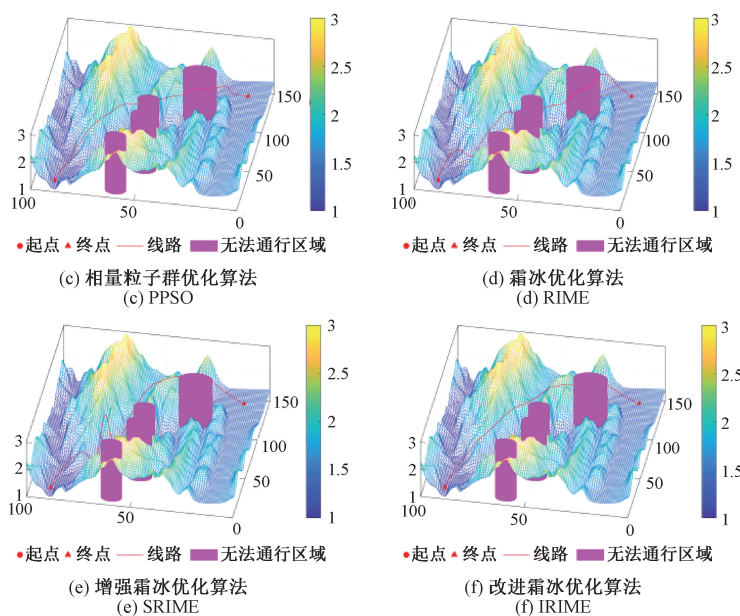


图5 不同算法获得的最佳路径(3D)

Fig. 5 Best path by different algorithms (3D)

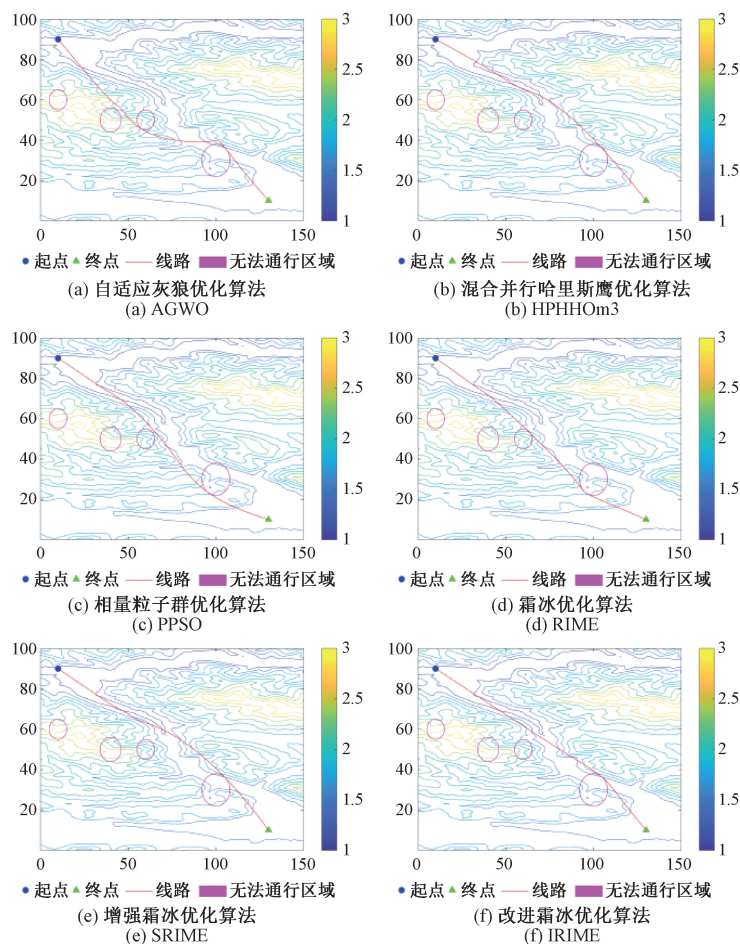


图6 不同算法获得的最佳路径(2D)

Fig. 6 Best path by different algorithms (2D)

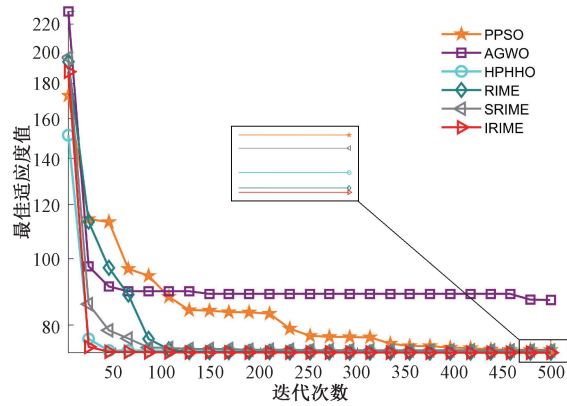


图 7 不同竞争者收敛曲线比较

Fig. 7 Comparison of convergence curves of different competitors

5 结 论

本文提出了一种改进的霜冰优化算法(IRIME),旨在解决 RIME 算法在收敛速度和容易停滞局部最优方面的不足。首先,在位置更新阶段引入了动态质心引导的更新策略,有效加快了算法前期的收敛速度。其次,针对算法在迭代后期容易陷入局部最优的风险,提出了一种改进的差分变异算子,有效降低了这一风险。此外,还设计了一种新的质心边界调整策略,充分利用种群信息,在保持精度的同时显著提升了算法的整体收敛效率。为了验证 IRIME 的性能,通过使用了 CEC2017 测试集中的 30 个测试函数,实验结果表明 IRIME 在不同维度的测试中均表现出优越的性能,并通过秩和检验和弗里德曼检验进一步确认了其优势。为验证 IRIME 在实际应用中的有效性,通过将其应用于 UAV 三维路径规划问题,实验结果表明 IRIME 在解的质量方面优于其他竞争算法。

参考文献

[1] WU Y, NIE M T, MA X L, et al. Co-evolutionary algorithm-based multi-unmanned aerial vehicle cooperative path planning[J/OL]. Drones, 1-16 [2023-9-26]. <https://doi.org/10.3390/drones7100606>.

[2] 肖厚宽. 无人机辅助物联网数据收集路径规划算法研究[D]. 太原:太原科技大学, 2023.

XIAO H K. Research on UAV-assisted iot data collection path planning algorithm [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Science and Technology, 2023.

[3] 吴学礼, 王超, 赵俊棋, 等. 改进麻雀算法的无人机三维路径规划[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(15): 6534-6542.

WU X L, WANG CH, ZHAO J Q, et al. 3D path planning of UAV based on improved sparrow algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(15): 6534-6542.

[4] ABUALIGAH L, YOUSRI D, ELAZIZ M A, et al. Aquila optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 157: 107250.

[5] 杨赫然, 李帅, 孙兴伟, 等. 基于改进松鼠搜索算法优化神经网络的数控机床进给系统热误差预测[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(1): 60-69.

YANG H R, LI SH, SUN X W, et al. Thermal error prediction of cnc machine tool feed system based on improved squirrel search algorithm optimizing neural networks [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 60-69.

[6] 黄文美, 郭万里, 郭萍萍, 等. 基于多目标遗传算法的高频磁致伸缩换能器优化设计[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(1): 111-119.

HUANG W M, GUO W L, GUO P P, et al. Optimal design of high-frequency magnetostrictive transducer based on multi-objective genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43 (1): 111-119.

[7] 王宏健, 鄂鑫, 张凯, 等. 改进蚁群算法解决 UAV 集群任务规划问题[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(9): 238-254.

WANG H J, E X, ZHANG K, et al. Solving UAV cluster mission planning problem with improved ant colony algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(9): 238-254.

[8] 赵建萍, 张达敏. 混合策略改进的草原土拨鼠算法及其应用[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(11): 129-142.

ZHAO J P, ZHANG D M. Hybrid strategy improved prairie dog algorithm and its application[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(11): 129-142.

[9] 王晨, 周雪松, 马幼捷, 等. 基于混合策略麻雀搜索算法优化的 DC-DC 变换器自抗扰稳压策略[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(7): 46-56.

WANG CH, ZHOU X S, MA Y J, et al. Disturbance rejection voltage regulation strategy for DC-DC converter optimized by hybrid sparrow search algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(7): 46-56.

[10] 姚成敏, 朱节中, 杨再强. 蜣螂优化算法在 Canny 边缘检测算法中的应用[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(4): 143-151.

YAO CH M, ZHU J ZH, YANG Z Q. Application of dung beetle optimization algorithm in Canny edge detection algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(4): 143-151.

[11] LI K, HUANG H S, FU SH W, et al. A multi-strategy enhanced northern goshawk optimization algorithm for global optimization and engineering design problems[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2023, 415: 116199.

[12] FU SH W, HUANG H S, MA CH, et al. Improved dwarf mongoose optimization algorithm using novel nonlinear control and exploration strategies[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 233: 120904.

- [13] 陈澳. 基于改进非线性 PSO 算法的无人机三维路径规划[D]. 景德镇:景德镇陶瓷大学,2024.
CHEN AO. 3D path planning of UAV based on improved nonlinear PSO algorithm[D]. Jingdezhen: Jingdezhen Ceramic University, 2024.
- [14] 黄鹤, 高永博, 茹锋, 等. 基于自适应黏菌算法优化的无人机三维路径规划[J]. 上海交通大学学报, 2023, 57(10): 1282-1291.
HUANG H, GAO Y B, RU F, et al. 3D path planning of UAV optimized by adaptive physarum algorithm [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2023, 57(10): 1282-1291.
- [15] 宋海洋. 基于深度 Q 网络与 A* 算法的城市无人机路径规划研究[D]. 成都:四川大学,2023.
SONG H Y. Research on urban UAV path planning based on deep Q network and A* algorithm [D]. Chengdu: Sichuan University, 2023.
- [16] 温佳霖, 梁丰, 许雯. 基于改进蚁群算法的无人机三维路径规划研究[J]. 现代信息技术, 2023, 7(20): 84-87,91.
WEN J L, LIANG F, XU W. Research on 3D path planning of UAV based on improved ant colony algorithm [J]. Modern Information Technology, 2023, 7(20): 84-87,91.
- [17] SU H, ZHAO D, HEIDARI A A, et al. RIME: A physics-based optimization [J]. Neurocomputing, 2023, 532: 183-214.
- [18] ZHONG R, ZHANG CH, YU J. Hierarchical RIME algorithm with multiple search preferences for extreme learning machine training[J]. Alexandria Engineering Journal, 2025, 110: 77-98.
- [19] BATIS M, CHEN Y, WANG M J, et al. ACGRIME: Adaptive chaotic Gaussian RIME optimizer for global optimization and feature selection[J]. Cluster Computing- the Journal of Networks Software Tools and Applications, 2025, 28(1):61.
- [20] XIE C K, LI SH B, QIN X Q, et al. Multiple elite strategy enhanced RIME algorithm for 3D UAV path planning[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1):21734.
- [21] LU X L, XU SH H. Performance optimization of vertical axis wind turbine based on Taguchi method, improved differential evolution algorithm and Kriging model[J]. Energy Sources Part a Recovery Utilization and Environmental Effects, 2024, 46(1): 2792-2810.
- [22] FARAMARZI A, HEIDARINEJAD M, MIRJALILI S, et al. Marine predators algorithm: A nature-inspired metaheuristic [J]. Expert Systems with Applications, 2020, 152: 113377.
- [23] 陈福金. 基于 CLGWO 的无人机三维路径规划研究[J]. 经纬天地, 2024(3): 77-82.
CHEN F J. Research on 3D path planning of UAV based on CLGWO[J]. Surveying and Mapping World, 2024(3): 77-82.
- [24] 张田. 多策略蜉蝣算法及其应用研究[D]. 南宁:广西民族大学,2023.
ZHANG T. Research on multi-strategy mayfly algorithm and applications [D]. Nanning: Guangxi University for Nationalities, 2023.
- [25] 张冰洁, 何庆, 戴松利, 等. 多方向螺旋搜索的混沌海鸥优化算法[J]. 小型微型计算机系统, 2023, 44(3): 536-543.
ZHANG B J, HE Q, DAI S L, et al. Chaotic seagull optimization algorithm with multi-directional spiral search[J]. Journal of Mini-Micro Computer Systems, 2023, 44(3): 536-543.
- [26] GHASEMI M, AKBARI E, RAHIMNEJAD A, et al. Phasor particle swarm optimization: a simple and efficient variant of PSO[J]. Soft Computing, 2019, 23(19): 9701-9718.
- [27] MA CH, HUANG H S, FAN Q S, et al. Grey wolf optimizer based on Aquila exploration method [J]. Expert Systems with Applications, 2022, 205: 117629.
- [28] SU Y, DAI Y, LIU Y. A hybrid parallel Harris hawks optimization algorithm for reusable launch vehicle reentry trajectory optimization with no-fly zones [J]. Soft Computing, 2021, 25 (23): 14597-14617.
- [29] ZHONG R, YU J, ZHANG CH, et al. SRIME: A strengthened RIME with Latin hypercube sampling and embedded distance-based selection for engineering optimization problems [J]. Neural Computing & Applications, 2024, 36: 6721-6740.
- [30] 佟广博. 便携式车载移动 UAV 平台系统的设计与开发[D]. 沈阳:沈阳航空航天大学,2022.
TONG G B. Design and development of portable vehicle-mounted mobile UAV platform system [D]. Shenyang: Shenyang Aerospace University,2022.

作者简介

汪家伟,硕士研究生,主要研究方向为数字孪生技术。

E-mail:2672209525@qq.com

付盛伟,博士研究生,主要研究方向为进化计算、群体智能和三维点云等。

E-mail:gs.swfu22@gzu.edu.cn

黄海松(通信作者),博士,教授,博士生导师,主要研究方向为制造物联与制造大数据、数字孪生技术等。

E-mail:hshuang@gzu.edu.cn